

ニューラルネットワークによるロボットの最適時間制御

劉 丁* 浅田 勝彦†

Time Optimal Control of Robot Motion Using Neural Networks

Ding LIU and Katsuhiko ASADA

(Received Feb. 29, 1992)

This paper proposes a method for time optimal control using multilayer neural networks. Real time optimal control needs the derivation of optimal switching surfaces depending on the solution of nonlinear two point boundary value problems. It becomes nearly impossible to get the closed form solution of these boundary value problems for systems with nonlinear higher order dynamics and it makes the real time control impractical. Another way to get rid of this drawback is the use of quasi-optimal switching surfaces which are easier to realize. Some previous works which were concentrated on the use of rule-bases used a generic minimum time control rule. In this work, we extend some of results to obtain a controller scheme to generate quasi-optimal switching surfaces, using the dynamic learning properties of neural networks. A simulation study for the locomotion of a robot is also given.

1 はじめに

ロボット制御システムの応用範囲を広げるために、高レベルの自律制御アルゴリズムをさらに発展させる必要がある。いろんな階層におけるセンサーからの情報を利用した階層制御方式はロボットの最適時間制御システムに応用されている [1][2]。この最下位階層でのロボットの動作の最適時間制御を行うためには、システムの動的性能及びその動作環境に関する情報を前もって知っておく必要がある。もし、システムの動的モデルが成立すれば、システムを初期状態から最終状態へ最短時間で移行をさせる最適制御を、種々の解析技法により確定することができる。

* 中国陝西機械学院

† 情報工学科

摩擦や滑りなどの高次の動特性を無視すれば、対象とするロボットシステムは、線形の加速度を入力とする四次の非線形システムと考えられる。このモデルについては、詳細に検討され、最適時間制御器の解析方法はすでに報告されている [3]。このモデルの最適切り換え時間については、非線形 2 点境界値問題となるが、これに対する一般的な解法は得られていない。

上述の 2 点境界値問題を数値解法によって求めようとしてもその解は発散してしまうことがある。例えば、このロボットの最小時間制御のための切り換え面を確立させる非線形 2 点境界値問題に、共役勾配アルゴリズムが用いられ例も報告されている [4]。別の方法として、最適切り換え面を求める複雑さを回避するため、切り換え面を線形近似して求める方法も用いられている [5]。また、Ciliz は、ルールベースの技術を利用した方法を提案し、実時間制御に適応し検証している [2]。その他、特定の問題向きにうまく適合する解法が使われたこともあった。

一般的に、制御システムの設計問題は、図 1 に示ように、入力空間から出力空間までの写像の集合と考えられる。即ち、入力空間 Σ_x はシステムの現在状態の集合を示しており写像 $F(x)$ は、出力の状態集合 Σ_u の中の最適制御の信号 U^* を与える。このことから、この写像の問題は、ニューラルネットワークを利用した方法で解くのが有望視される。

本論文では、ニューラルネットワークの非線形写像の特性を、最適時間制御の問題に適応することを検討した。始めに、最適時間制御問題を普遍動的システムとして取り扱い、本制御問題を入力空間から出力空間までの写像の問題に置き換えた。次に、その非線形写像を、学習アルゴリズムを持つ多層ニューラルネットワークを利用して実現した。最後に、その実現された制御器アーキテクチャを用いて、ロボットの運動特性をシミュレーションし、提案した方式の検証を行った。

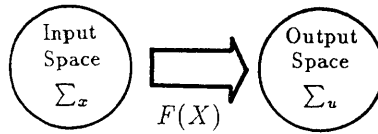


図 1: 入力空間から出力空間への写像

2 最適制御法と準最適制御法

ベクトル微分方程式を用いて動的システムは次式で表される。

$$\dot{x}(t) = f[x(t), u(t), t] \quad (1)$$

ただし、 $x(t) \in R^n$, $f: R^{n+1} \rightarrow R$ である。また $u(t)$ はスカラー有限の制御入力で、 $|u(t)| \leq 1$ である。問題は、式 (1) を満足する最小の応答時間を与える最適制御 $u^*(t)$ を求めることである。ここで、最短応答時間 t_f は次式で与えられる。

$$J = \int_0^{t_f} dt = t_f$$

Pontryagin's 最大原理によって、Hamilton 関数 $H[x(t), \lambda(t), u(t)]$ を最小化させる過程で最適制御 $u^*(t)$ をもとめることができる。 $H[x(t), \lambda(t), u(t)]$ は、

$$H[x(t), \lambda(t), u(t)] = \lambda^T f[x(t), u(t)] + 1 \quad (2)$$

である。ここで $\lambda(t) \in R^n$ は n 次の随伴ベクトルである。考えている 2 点境界値問題は、式 (1)、初期条件 $x(0)$ 、最終条件 $x(t_f)$ および随伴ベクトルで表されることになる。ここで随伴ベクトルは次式で与えられる。

$$\dot{\lambda}(t) = -D_x^T f[x(t), u(t)]\lambda(t) \quad (3)$$

この式で $\lambda(t_f)$ は任意の値をとる。Hamilton 関数を最小化させる u^* を式 (1) と式 (3) に代入して解けば、最適切り換え時間が得られる [4]。もし、それが線形システムと仮定できれば、方程式 (1) は次の形になる。

$$\dot{x}(t) = f[x(t), u(t), t] = Ax(t) + Bu(t) \quad (4)$$

ただし、 $A \in R^{n \times n}$, $B \in R^n$ であり、 $u(t)$ は絶対値の上限が抑えられたスカラー制御入力であり、最適制御 $u^*(t)$ は次式のようにもとまる。

$$u^*(t) = -\text{sgn}[B^T \lambda(t)] \quad (5)$$

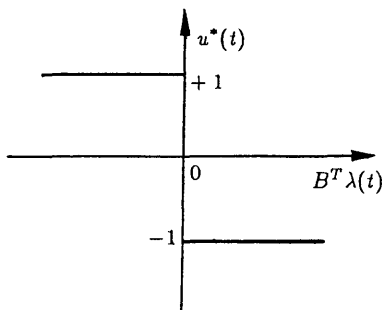
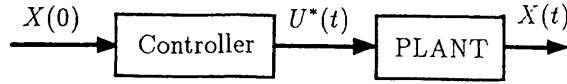


図 2: 式 (3) から導出された最小時間で $x(t) = 0$ に移動させる最適制御入力

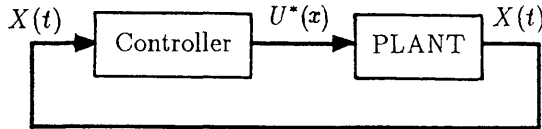
ここで、 $\lambda(t)$ は式 (3) の解である。この最適制御の双安定特性は図 2 のようになる。対象とするロボットシステムのモデルの場合、非線形システムに限定された入力を与えたときの最適時間制御問題は、双安定入力に対するバンバン制御と同様に取り扱われる。この最適制御信号による切り換え時間は、その 2 点境界値問題の解によって求めることができる [3]。

実際には、最適制御器を実現するため、2 つの方法がとられる。最初の方法は、時間と初期条件の関数として、最適制御を計算する方法である。その解は $U^*(t)$ で表される。二番目の方法は、システムの状態変数の関数として、最適制御を計算する方法である。この制御は $U^*(x)$ で表される。これらの構造は図 3 に示されるように、 $U^*(t)$ は開ループ制御、 $U^*(x)$ は閉ループ制御という違いがある。最初の方法を使うと最適制御器を実現できることがある。これは Pontryagin's 最大原理を応用した結果であり、直接解法が必要となる。 $u^*(t)$ は、式 (3) からの随伴システムの解によって決められる。しかし、式 (3) の解は、初期条件 $x(0)$ に依存して決定されることになる。通常、 $\lambda(t)$ の $x(0)$ に対する依存性を決定するために、2 点境界値問題を解かねばならない。そのためにも、最初の方法は各々の初期条件に対する最適な制御を迅速に計算する必要がある。

二番目の方法は設計段階で多くの計算を必要としている。システムの現在の状態に対して、どのような制御作用を行うかを定めることができるので、制御器とその切り換え面は密接な関係があると考えられる。例えば、後述の運動モデルである、2 積分器システムの最適切り換え線を図



Open Loop Control



Closed Loop Control

図 3: 開ループと閉ループの最適制御構造

4 に示す。ここで x_1, x_2 はそれぞれシステムの現在の位置と速度を表している。システムの入力 u は線形加速度信号で、 $|u| < M$ であり、 M は入力の上界である。一番簡単な場合、例えば図 4 のような簡単なシステムでは、解は閉じた形式で表される。実際の最適時間制御には、発見的なアルゴリズムやルールベース技術が応用されている [2][4]。また、非線形切り換え面を線形近似も検討されている [5]。このような準最適近似によって、部分的最適特性が得られ、完全最適切り換え関数よりも実現がしやすいものになる。

これらの問題に対して、我々は、まず、最適開ループ制御を決定するために、システムの初期条件の中で少しではあるが代表的となる集合を考えた。そして、このような典型的集合をサンプルと呼び、そのサンプルを用いて、システムの現在の状態と制御動作との間の連続的写像を導き出す方法を検討した。

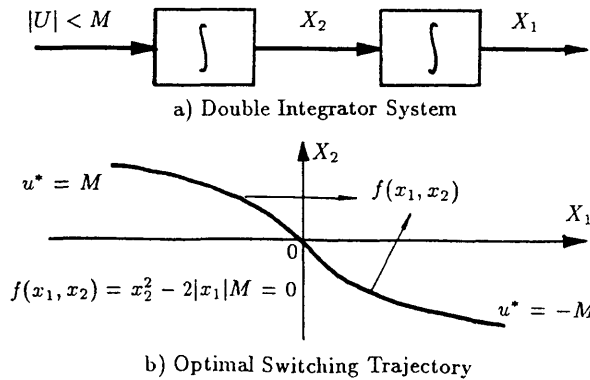


図 4: 2 積分器システムと最適時間切替え面

3 ニューラルネットワークによる切り換え面の導出

先に述べたように、最適制御の問題は、システムの現在の状態 $x(t)$ を入力空間としてそれから最適制御を与える出力空間への写像問題と考えられる。

3.1 非線形写像のニューラルネットワーク

ニューラルネットワークは、互いに独立な非線形処理素子 (PE) を相互に結合したネットワークで、優れた情報処理能力を持っており、各分野で応用され[6]、制御にも使われるようになってきた[7]。我々はニューラルネットワークを制御器の一部として使用し、この制御器を最適時間切り換え面の学習によって訓練して利用することにする。多層ニューラルネットワークを利用して、分離形の非線形問題を効果的に処理できることが詳しく研究されている。この学習過程には非線形に領域を分割するための代表的なサンプルパターンを集めることが要求され、近似的な非線形の写像は多層ニューラルネットワークによって実現することができる。ここでは簡単な応用として、図5に示すような、一つの位置と一つの速度をそれぞれ二つの入力ノードで受け、一つの出力ノードから最適制御信号を取り出す、四層ニューラルネットワークを考えることにする。中間の二層にはそれぞれ六つと四つのノードを置く。全ノードの作用の関数として、非線形とシグモイド関数を用いる。ネットワークの k 番目の層の j 番目のノードの出力は次式で与えられる。

$$S_j^k = f(e_j^k) = \frac{1}{1 + \exp(-e_j^k)} \quad (6)$$

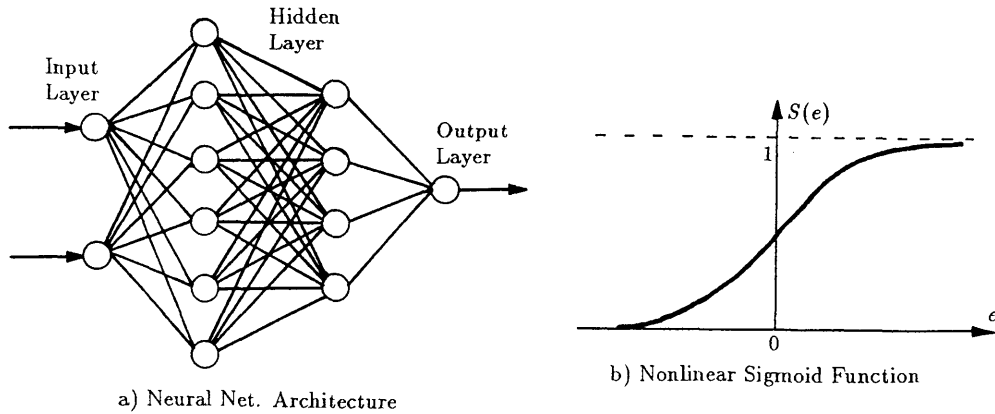


図5: 4層ニューラルネットワークと非線形シグモイド関数

ここで、 e_j^k は k 番目の層の j 番ノードの総入力を示し、式(7)で定義される。

$$e_j^k = \sum_i W_{ij}^{k-1} S_j^{k-1} \quad (7)$$

ただし、 W_{ij}^{k-1} は、 i 番目と j 番目のノード間の結合重みである。ネットワークに連続に写像を学習させるため、BP学習アルゴリズムを使用した。この学習アルゴリズムは、ネットワークの出力ユニットの出力値 S_i^N と設定の理想パターン S_i^* の値との間での平均二乗誤差を最小化にさせることである。この誤差は次式で表される。

$$error = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^M (S_i^* - S_i^N)^2 \quad (8)$$

ここで、 N はネットワークの最終の層で、 M は層のノードの総数である。BP 学習アルゴリズムは、各種のパターンに対して、以下の方法を出力の誤差を設定値以下になるまで繰り返し用いるアルゴリズムである。即ち、あるパターンに対して、式 (8) による誤差の傾きを利用して、ネットワーク上で情報を逆に伝播させ、結合重み空間 (W_{ij}) を調整して、誤差を最小にする方法を繰り返し利用して学習する。

3.2 準最適切り換え面の生成

ここで、システムの現在の状態から制御出力の写像の例を紹介する。ここで入力空間 $\sum x \in R^n$ はシステムの現在の状態の代表的なサンプルを含んでいる。また、現在の状態 (x_k) に対応して、出力空間 $\sum u$ における最適制御信号 u^* が存在するが、双安定特性を持つ制御器を使うと仮定し、 $u^* = \pm 1$ とする。ここで、 $+1$ は可能な最大加速、 -1 は可能な最大減速制御信号を示す。最適制御のための切り換え面は前もって分からないが、次式で与えられる訓練集合 T によってきめられていく。

$$T = \{x_K, u_K^*\}, \text{ ただし, } K = 1, \dots, L \quad (9)$$

ここで、 L は学習パターンの総数である。制御の局面でよく生じる状況を訓練集合として用い、ニューラルネットワークを学習する。上述の BP アルゴリズムによる繰り返し学習によって、すべての訓練パターンを、はっきりと分類できるようにする。

このようにして、最適切り換え面によって分離された状態空間を多層ニューラルネットワークを用いて、非線形分割することができる。ニューラルネットワークを応用した同様な報告もある [6]。しかし、そこで報告されている、非線形写像を用いて近似した切り換え面は最適切り換え面となると一般的には言えない。このため、これは準最適切り換え面と言われることになる。

さて、二重積分器システムにおける、最適時間切り換え面を近似的に求めてみよう。このシステムは、図 4 に示す閉じた形式の解を持っており、ロボットの運動のひとつのモデルになる。

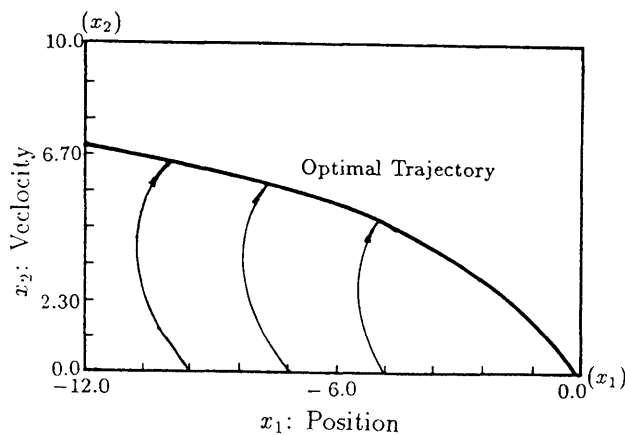


図 6: 学習アルゴリズムに用いられるサンプルパターンと状態空間を分割する最適切替曲線

これまで述べた写像手順を明かにするため、($|x_1| \leq 10, 0 \leq x_2 \leq 10$) で与えられる状態空間の領域から切り換え面を求めることにする。図 6 に示すように先に定義した領域から滑らかな制御

を可能とする代表的なサンプルを選んだ。最大する加/減速度を 2m/sec^2 とした。訓練集合の各サンプルの中で、規格化の出力値の 0.1 と 0.9 とをそれぞれ最大の減速度と加速度へ遷移する閾値とした。

図 5 に示したニューラルネットワークにおいて、理想出力値と実際の値との誤差を 0.04 より小さくするまで、個々のサンプルでシミュレーションして学習した。このような値までに収束させるため、訓練は約 410 回必要で合った。多層ネットワークの訓練は煩雑で時間がかかるが、一度学習できてしまうと、結合重みは確定し、ネットワークを容易に利用することができる。

4 システムの評価

本論文で提案するシステムの評価のため、図 7 に示すシステムを用いてシミュレーションを行った。ここではロボットの運動特性を 2 積分器システムでモデル化した。これはロボット制御システムにおいては操作量と動作は疎結合であると考えられるからである。

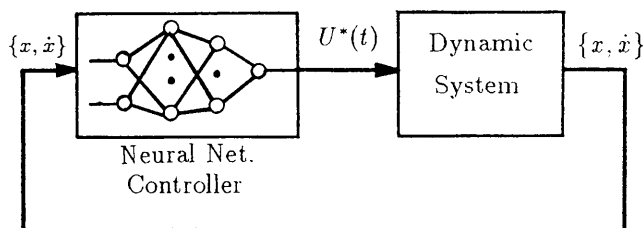


図 7: ニューラルネットワークを利用した学習形制御器

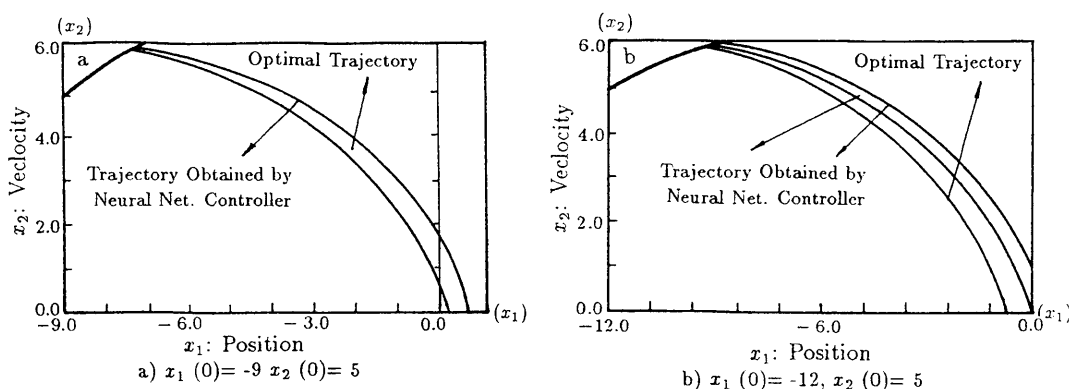


図 8: 図 4 で与えられる切り換え曲線を用いて得られた最適軌跡に沿って計算された図 7 のシステムの状態空間軌跡の例

まず、前もって定義されたサンプルパターンを使って学習したニューラルネットワークを組み込んだシステムのシミュレーションを行った。本システムを評価するため、さらに、数値積分方法として、ステップ幅 $h = 0.05$ の四次 Runge-Kutta アルゴリズムを用いて計算した。図 8 はこ

れら二つの計算から得られた状態空間軌跡を示している。この図から分かるように、ニューラルネットワークを制御器とした場合に得られた軌跡と、これまで提案されていた最適制御器による軌跡とは一致していない。この不一致は、さらに良い近似的切り換え曲線を利用するか、あるいは、学習アルゴリズムに用いられるにパターン集合をもっと系の動作を代表するものを選ぶことによって、減少させることができる。本実験に用いられた訓練集合は 25 パターンであり、これだけでは本制御器の適合性について議論することはできないと思われる。

5 結言

最適時間切り換え面を実現する訓練可能制御器として、多層ニューラルネットワーク構造を、制御器の一部として組み込んだシステムを提案した。線形の加速度信号を入力とする、2重積分器の動的システムで、ロボットの運動をモデル化し、シミュレーションを行った。状態空間の特定の領域から代表的なサンプルを選び、それを使って、四層ニューラルネットワークを学習させ、システムの状態と最適制御との間の連続な写像を実現させた。本システムのシミュレーションから、ほぼ最適状態軌跡が得られることが確認できた。

謝辞

本論文をまとめるにあたり、情報工学科助手幡生安紀氏、大学院生荒木新一郎、作川守君をはじめ研究室の多くの学生諸君の協力を得た。ここに合わせて感謝の意を表しておきたい。

参考文献

- [1] C. Isik and A. Meystel, "Pilot Level of a Hierarchical Controller for an Unmanned Mobile Robot", IEEE journal of robs. and Auto., Vol. 4, No. 3, June, 1988.
- [2] K. Ciliz, "Fuzzy Rule-based Controller for an Autonomous Mobile Robot", Robotica, Vol. 7, No. 1, 1989.
- [3] J. E. Bobrow, "Time-optimal Control of Robotic Manipulators along Specified Paths", int. journal of Robs. Research, Vol. 4, No. 3, 1985.
- [4] F. W. Smith, "Design of Quasi-optimal Minimum Time Controllers", IEEE Trans. on Automatic Control, Vol. AC-11, No. 1, 1966.
- [5] K. S. Fu, "Learning Control Systems-Review and Out-loop", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI-8, No. 3, 1986.
- [6] W. Y. Huang, "Neural Net and Traditional Classifiers", Neural Information Journal, April, 1989
- [7] K. Funahashi, "On the Approximate Relization of Continuous Mappings by Neural Networks", Neural Networks, Vol. 2, 1989.